



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
MÉXICO

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA E INDUSTRIAL

TESIS:

**Desarrollo de un sistema de detección y
manipulación de objetos para un robot de
Servicio**

Edgar de Jesús Vázquez Silva

Noviembre 2016

Índice general

1. Introducción	5
1.1. Planteamiento del problema	5
1.2. Hipótesis	7
1.3. Objetivos	7
2. Marco teórico	9
2.1. Robots de servicio	9
2.2. Fundamentos básicos de Robots Manipuladores	11
2.2.1. Configuraciones típicas y parámetros característicos . .	12
2.2.2. Descripciones espaciales y transformaciones	14
2.2.3. Cinemática directa	15
2.3. Imágenes RGB-D	16
2.4. Algoritmo RANSAC	18
2.4.1. Algoritmo	18
2.4.2. Modelo matemático de un plano	19
2.5. Forma punto-normal y forma general de la ecuación de un plano	21
2.5.1. Modelo del plano definido por tres puntos	22
2.6. Algoritmo PCA	23
2.6.1. Desviación estándar	23
2.6.2. Varianza	24
2.6.3. Covarianza	25
2.6.4. Matriz de covarianzas	26
2.6.5. Eigenvalores y Eigenvectores	26
2.7. Características del objeto	28
2.8. Planeación de tareas	28
3. Detección de objetos	29
3.1. Segmentación de planos con RANSAC	29
3.2. Extracción de objetos	32
3.3. Aproximación de orientación de objetos con PCA	33
3.3.1. Adquisición de datos y cálculo de la media	33

3.3.2. Cálculo de la matriz de covarianza	35
4. Manipulador	37
4.1. Descripción de los elementos del sistema de manipulación	37
4.2. Documentación servos dynamixel	37
4.3. Cinemática inversa	37
5. Integración	38
5.1. Máquinas de estados	38
5.2. ROS	38
5.3. Constitución del robot de servicio Justina	38
6. Resultados y conclusiones	39

Agradecimientos

A mi familia,
al laboratorio de Biorobótica,
al Dr. Jesús Savage Carmona,
al Mtro. Marco Negrete Villanueva,
por su paciencia y apoyo en todo momento.

Se agradece al CONACYT, a través del proyecto 245491, "Laboratorio de Movilidad e Infraestructura Verde para la Eficiencia Energética en Ciudades", por el apoyo recibido en la realización de este documento.

Abstract

El reconocimiento de objetos y la adecuada manipulación de los mismos es una problemática común en el área de la robótica de servicios. El presente documento aborda el diseño de un sistema de manipulación de objetos formado por un brazo robótico de 7DOF, el desarrollo de un algoritmo de visión computacional para reconocer la posición y orientación de los objetos, el desarrollo de la cinemática inversa del brazo robótico y finalmente la planeación de acciones entre la detección de un objeto y su correcta manipulación.

Capítulo 1

Introducción

En los últimos años, el área de la robótica y sus múltiples aplicaciones se han expandido a pasos agigantados, tal es el caso de la robótica de servicios. Años atrás la idea de tener un robot capaz de ayudar en las tareas del hogar sólo era concebida gracias a la ciencia ficción; hoy en día es una total realidad. Un robot es un sistema mecánico controlado automáticamente, reprogramable, mutipropósito, con diversos grados de libertad, el cual puede ser fijo o móvil [1]. Actualmente existe un auge en utilizar a los robots como auxiliares en las actividades domésticas, un área llamada: “robótica de servicio”. Sin embargo el área de la robótica de servicios y robots de asistencia comprende un gran rango de problemáticas.

1.1. Planteamiento del problema

Los robots enfrentan problemáticas a la que cualquier humano está sometido día a día: ambientes dinámicos, características de entornos no estandarizados, incertidumbre ante escenarios desconocidos. Dada la naturaleza de esta disciplina científica han surgido diversas líneas de investigación que abarcan estas problemáticas. La mecánica, la electrónica, la informática, la inteligencia artificial y la ingeniería de control, son algunas de las disciplinas involucradas. La robótica se ayuda de este estas disciplinas para resolver problemas particulares, por ejemplo un robot de servicios debe ser capaz: de reconocer y manipular objetos en diferentes ubicaciones y desde diferentes alturas, de tener locomoción en diferentes tipos de superficies, de interactuar con un humano, de distinguir diferentes personas. Por último, pero no menos importante, el funcionamiento seguro de estos sistemas en ambientes dinámicos es un requisito fundamental para su futura aceptación y aplicabilidad.

La creación de estos sistemas autónomos requiere la integración de un gran conjunto de capacidades y tecnologías. Los ejemplos de capacidades incluyen la interacción humano-robot (habla, identificación de personas, seguimiento de personas, entre otros), navegación, planificación de acciones, control de comportamientos, detección y reconocimiento de objetos, manipulación de objetos o seguimiento de objetos. Con respecto a las tecnologías se requerido la aplicación de sensores RGB-D, cámaras estereoscópicas, sensores láser, entre otros.

Con respecto a la inteligencia, los sistemas deben contener métodos de planificación de acciones y comportamientos adaptables. Los procedimientos apropiados deben, por ejemplo, permitir al operador del robot enseñar nuevos comportamientos y entornos vía comandos de voz o gestos. Los futuros hogares probablemente contendrán dispositivos electrónicos más inteligentes capaces de comunicarse entre si incluyendo el uso de internet como base común de conocimientos, de modo que los robots desempeñarán un papel más importante.

Entre todas estas líneas de investigación es imprescindible contar con un robot que sea capaz de interactuar con los objetos en el mundo real, por ello es necesario contar un sistema que pueda reconocer los objetos y su posición adecuadamente. Sin embargo, esta línea de investigación atiende a problemáticas muy concretas, en el mundo real los robots se enfrentan con condiciones dinámicas en el ambiente, por ejemplo al pedir a un robot que tome un objeto y pueda llevárselo hasta nosotros, el primer problema al que nos enfrentamos es conocer la posición del objeto (la cual será diferente en cada ocasión), posteriormente, si deseamos localizar dos objetos del mismo tipo, estos no serán reconocidos de igual manera por el robot debido a las condiciones de luz, a los cambios de forma, y a los cambios de apariencia.

Dadas las características antes descritas, es preciso estimar la probabilidad de que un robot pueda manipular correctamente los objetos. Para ello es necesario dividir la tarea en operaciones: la primera de ellas consiste en estimar la posición del objeto, tener un indicador que nos ayude a determinar cuál es la mejor forma de tomar un objeto y conocer la probabilidad de que el robot haya reconocido un objeto exitosamente. Otra de las operaciones necesarias es llevar el actuador final del brazo robótico a una posición (x , y , z) deseada. Por último es necesario contar con un planeador de acciones para coordinar cada uno de los eventos dentro de la tarea.

Podemos observar que las problemáticas son variadas, sin embargo podemos reducir el problema principal en tres tareas secundarias: Detectar un objeto, obtener una aproximación de cuál será la mejor manera de tomarlo y caracterizar el sistema en conjunto para obtener un parámetro de confiabilidad.

1.2. Hipótesis

- Un sistema de visión computacional con implementación de un algoritmo de análisis de componentes principales podrá indicarnos cuál es la mejor orientación para tomar un objeto y por tanto mejorará manipulación de objetos.

1.3. Objetivos

Objetivo general

Implementar un conjunto de algoritmos de visión computacional que mejore el sistema de detección y manipulación de objetos formado por un sensor kinect y un brazo robótico de 7DOF en un robot de servicios.

Objetivos específicos

- Implementar un algoritmo de visión computacional para identificar un plano.
- Implementar un algoritmo de visión computacional para determinar la posición de un objeto.
- Implementar un algoritmo de análisis de componentes principales para identificar la orientación de los objetos.
- Calcular la cinemática inversa de un brazo robótico de 7DOF para llevarlo a una posición deseada ($x, y, z, \text{roll}, \text{pitch}, \text{yaw}$).
- Caracterizar el sistema de manipulación de objetos usando un modelo bayesiano.

En el capítulo 3 de este documento se aborda la manera en que se desarrollaron los algoritmos de visión computacional para realizar la extracción de un plano, identificar la posición de un objeto, implementar un algoritmo de Análisis de Componentes Principales para obtener cual será la mejor orientación para tomar un objeto a partir de su forma. En el capítulo 4 se describe el sistema de manipulación utilizado. Se comienza por conocer las características de los actuadores utilizados, se obtienen las ecuaciones correspondientes a la cinemática de los brazos para llevarlo hasta una posición (x, y, z, roll, pitch, yaw) deseada. En el capítulo 5 se realiza la integración de las tareas antes mencionadas, la plataforma sobre la cual se desarrolló el sistema y se describe el desarrollo del modelo probabilístico utilizado para mejorar la manipulación de objetos en un robot de servicios.

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Robots de servicio

Dado que este trabajo se centrará en los robots de servicio es importante mencionar que un robots de servicio es un robot capaz de realizar tareas de la vida diaria en un ambiente similar al de un hogar real. Actualmente el desarrollo de este tipo de robot está guiado por la competencia internacional Robocup @Home.[2] Esta categoría promueve la incorporación de habilidades robóticas avanzadas para la interacción con los humanos y con el entorno de operación. Esta competencia se enfoca a desarrollar habilidades en los robots de servicios. Ejemplos de estas habilidades son la localización y navegación segura en ambientes no controlados, la comunicación natural humano-robot por voz y gestos y habilidades visuales para el reconocimiento y la manipulación de objetos.[3]

Los robots de servicio enfrentan diversos retos: desarrollar tareas en ambientes dinámicos, características de entornos no estandarizados, incertidumbre ante escenarios desconocidos. Dadas las condiciones en que estos robots operan los programadores y desarrolladores de robots de servicios han optado por dotar a los robots de ciertas capacidades. Por ejemplo el robot Cosero, consta de un sistema de percepción del entorno, un sistema de manipulación, un sistema de interacción humano-robot y un sistema de planeación de tareas.

Tabla con las características de los robots de servicio.

En particular en una metodología de detección y manipulación de objetos, resulta una tarea fundamental a resolver en los robots de servicio. La idea general de la robótica de servicio doméstico ha existido desde hace mucho



Figura 2.1: Estructura de software del robot Cosero.



Figura 2.2: Estructura de software del robot Cosero.

tiempo, pero es un tema de investigación relativamente joven. El objetivo de crear robots de servicios útiles y autónomos que puedan interactuar con seres humanos y objetos en el mundo real en un entorno natural plantea un gran número de problemas sin resolver en muchas disciplinas científicas.

Recientemente, el progreso en estos campos de investigación, así como el progreso y la normalización en el desarrollo de hardware y software, ha llevado a un aumento en la disponibilidad de recursos, métodos y componentes para el desarrollo de Robots de servicio doméstico . Por ello estamos cada vez más cerca de convivir con robots de servicios de manera exitosa en diversos lugares, por ejemplo hospitales [4], oficinas, construcciones, o tiendas departamentales [5].



Figura 2.3: Estructura de software del robot Cosero.

Estos desarrollos han sido posibles gracias a herramientas de código abierto como lo es Ubuntu, ya que ha servido como base para el desarrollo de software especializado para robots, por ejemplo ROS [6]. Este conjunto de librerías especializadas para robots pueden llegar a ser muy particulares y estar enfocados a una sola área de investigación de las antes mencionadas, por ejemplo: Carmen [7], un conjunto de librerías y algoritmos de control para navegación de robots, desarrollados por la universidad Carnegie Mellon[8].

En la parte de simulación se cuenta con ejemplos como el USARSim [9], rviz [10] o Gazebo [11]. Por lo que respecta a los algoritmos de visión computacional existen bibliotecas de código abierto por ejemplo OpenCV [12] el cual tiene un gran campo de aplicaciones[13]. Por lo que corresponde a los kits estándar de hardware, podemos mencionar la construcción de robots de plataforma estándar por ejemplo VolksBot [14] y las plataformas bases por ejemplo ActivRobots [15], Pepper [16], Asimo [17] ha hecho posible desarrollar software de manera más rápida y eficiente.

2.2. Fundamentos básicos de Robots Manipuladores

La manipulación adecuada de objetos es una característica imprescindible en los robots de servicio dadas las condiciones de su entorno y las tareas cotidianas que le podemos asignar a dicho robot. Una posible solución a la problemática de la manipulación de objetos es la incorporación de manipuladores seriales a una base móvil; sin embargo se debe tener en cuenta que



Figura 2.4: Robot asimo desarrollado por la compañía Honda.

los objetos a ser manipulados se encuentran en condiciones aleatorias de posición y orientación, estas características implican que el manipulador serial debería ser capaz de alcanzar una posición (x , y , z) con cualquier orientación (roll, pitch, yaw).

Los robots manipuladores clásicos presentan una configuración antropomórfica serial, que hace semejanza con un brazo humano. La arquitectura típica de un manipulador consiste en una serie de barras rígidas unidas entre sí mediante el uso de articulaciones rotacionales o prismáticas. De manera general cada articulación logra su movimiento gracias a un actuador y a la adición de algunos elementos complementarios como sensores de posición y de velocidad[18].

Los robots manipuladores clásicos están caracterizados, desde el punto de vista mecánico, por una serie de propiedades tales como los grados de libertad, el espacio de trabajo, la rigidez estructural, peso propio y la capacidad de llegar a un punto deseado con exactitud en múltiples repeticiones. Además en los robots manipuladores suelen tomarse en cuenta otras características adicionales: la carga útil máxima y la velocidad de trabajo.

2.2.1. Configuraciones típicas y parámetros característicos

Según la geometría de su estructura mecánica, un manipulador puede ser:



Figura 2.5: Robot serial elaborado por la compañía ABB.

- Cartesiano, cuyo posicionamiento en el espacio se lleva a cabo mediante articulaciones lineales.
- Cilíndrico, con una articulación rotacional sobre una base y articulaciones lineales para el movimiento en altura y en radio.
- Polar, que cuenta con dos articulaciones rotacionales y una lineal.
- Esférico (o de brazo articulado), con tres articulaciones rotacionales.
- Mixto, que posee varios tipos de articulaciones, combinaciones de las anteriores. Es destacable la configuración SCARA (Selective Compliance Assembly Robot Arm).
- Paralelo, posee brazos con articulaciones prismáticas o rotacionales concurrentes. Figura 2.3

Los principales parámetros que caracterizan a los robots industriales son:

- Número de grados de libertad. Es el número total de grados de libertad de un robot, dado por la suma de g.d.l. de las articulaciones que lo componen. Aunque la mayoría de las aplicaciones industriales requieren 6 g.d.l., como las de soldadura, mecanizado y almacenamiento, otras más complejas requieren un número mayor, tal es el caso de las labores de montaje.
- Espacio de accesibilidad o espacio (volumen) de trabajo. Es el conjunto de puntos del espacio accesibles al punto terminal, que depende de la configuración geométrica del manipulador. Un punto del espacio se dice totalmente accesible si el efecto final puede situarse en él en todas las orientaciones que permita la constitución del manipulador y se dice

parcialmente accesible si es accesible por el efecto final pero no en todas las orientaciones posibles. En la figura inferior se aprecia el volumen de trabajo de robots de distintas configuraciones.

- Capacidad de posicionamiento del punto terminal. Se concreta en tres magnitudes fundamentales: resolución espacial, precisión y repetibilidad, que miden el grado de exactitud en la realización de los movimientos de un manipulador al realizar una tarea programada.
- Capacidad de carga. Es el peso que puede transportar el elemento terminal del manipulador. Es una de las características que más se tienen en cuenta en la selección de un robot dependiendo de la tarea a la que se destine.
- Velocidad. Es la máxima velocidad que alcanzan el efecto final y las articulaciones.



Figura 2.6: Robot paralelo.

2.2.2. Descripciones espaciales y transformaciones

La cinemática es la ciencia del movimiento que trata el tema sin considerar las fuerzas que lo ocasionan. Dentro de esta ciencia se estudian la posición, la velocidad y la aceleración. En consecuencia, el estudio de la cinemática de manipuladores se refiere a todas las propiedades geométricas y las basadas en los cambios de estas a lo largo del tiempo. Dadas las características de este trabajo solo se abordarán la cinemática directa e inversa, sin llegar a analizar la dinámica del manipulador.



Figura 2.7: Esquema de sistemas de referencia en robot antropomórfico de seis grados de libertad.

El problema de la cinemática directa se plantea en términos de encontrar una matriz de transformación que relaciona el sistema de coordenadas ligado al cuerpo en movimiento respecto a un sistema de coordenadas que permanece estático y se toma como referencia. Para lograr esta representación se usa la matriz de transformación homogénea con una dimensión 4x4, la cual incluye las operaciones de rotación y translación.

La matriz de transformación homogénea es una matriz de 4x4 que transforma un vector expresado en coordenadas homogéneas desde un sistema de coordenadas hasta otro sistema de coordenadas. La matriz de transformación homogénea tiene la siguiente estructura:

$$T_{0,1} = \begin{bmatrix} n_x & s_x & a_x & p_x \\ n_y & s_y & a_y & p_y \\ n_z & s_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

donde los vectores n , s , a , son vectores ortogonales unitarios que representan la rotación del sistema y p es un vector que describe la posición x , y , z del origen del sistema actual respecto del sistema de referencia.

2.2.3. Cinemática directa

El problema de la cinemática directa consiste en determinar la posición del efecto final en el espacio dado el valor de cada una de las articulaciones. El valor de los ángulos de las articulaciones se determinan con ayuda

de sistemas de referencia ubicados en cada una de las articulaciones del robot.

Un robot manipulador está compuesto de un conjunto de enlaces conectados por varias juntas. Las articulaciones pueden ser muy simples, tales como una articulación de revolución o una articulación prismática. Una articulación de revolución es como una bisagra y permite una rotación relativa alrededor de un solo eje coordenado; una junta prismática permite un movimiento lineal a lo largo de un solo eje. En ambos casos podemos observar el que la articulación tiene un solo grado de libertad de movimiento: el ángulo de rotación en el caso de una articulación de revolución, y la cantidad de desplazamiento lineal en el caso de una articulación prismática.

Con el supuesto de que cada articulación tiene un solo grado de libertad, la acción de cada una de las articulaciones se puede describir por un solo número real: el ángulo de rotación en el caso de una articulación de revolución o el desplazamiento en el caso de una junta prismática. El objetivo del análisis de la cinemática directa es determinar el efecto acumulativo de todo el conjunto de variables de la articulación y observarlo en el efecto final.[19]

El análisis cinemático de un manipulador de n -enlaces puede ser extremadamente complejo y las convenciones que se presentan a continuación simplifican el análisis considerablemente.

Un robot manipulador con n grados de libertad tendrá por consecuencia n articulaciones. Se numeran las articulaciones de 1 a n , y se numeran los enlaces de 0 a n , comenzando desde la base en un sistema de referencia fijo. Para esta convención, la articulación i conecta el enlace $i - 1$ al enlace i .

Cuando se acciona la articulación i el enlace se mueve, por lo tanto, el enlace 0 (el primer eslabón) es fijo, y no se mueve cuando las juntas consecuentes son accionadas. Por supuesto, el robot manipulador podría ser móvil (por ejemplo, podría ser montado en una plataforma móvil o en un vehículo autónomo), pero para esta primer parte abordaremos el problema suponiendo una plataforma fija.

2.3. Imágenes RGB-D

En la robótica de servicios resulta imprescindible contar con robots que sean capaces de percibir su entorno, los elementos que los rodean y deter-

minar características de los mismos. Los humanos, dadas estas necesidades, hemos desarrollado el sentido de la vista que nos permite determinar características del entorno y de los objetos que lo componen tales como el color, la forma, las dimensiones ó su ubicación en el espacio.

Para optimizar los movimientos de un robot, no sólo se debe identificar cada objeto que se encuentra en el entorno de trabajo, sino también la posición que estos guardan respecto al robot. Normalmente, la segmentación de objetos de una imagen se logra mediante la segmentación de color, esta segmentación se logra a partir del análisis cromático de los componentes RGB de la imagen obtenida del objeto; sin embargo, este método es poco eficiente debido a que es sumamente susceptible a los cambios en la iluminación. [20]

Por lo tanto, necesitamos considerar una fuente de datos adicional, en este caso la profundidad, para discriminar objetos que no están en el rango de interés. En este documento se reportan los datos obtenidos al resolver este problema con la incorporación de un sensor RGB-D.

La rápida evolución de esta reciente tecnología ha resultado en el aumento de la calidad de las imágenes, la mejora en la sincronización del color con la profundidad y la disminución del tiempo de muestreo entre cada imagen. En particular, la profundidad de la imagen se obtiene en una matriz resultado de la proyección de rayos infrarrojos sobre los objetos. El sensor cuenta con una cámara infrarroja que obtiene la lectura de los haces infrarrojos reflejados sobre los objetos.

El sensor Kinect incorpora un sensor de profundidad, un cámara de color y un arreglo de cuatro micrófonos que, en conjunto, proporcionan una captura de movimiento de cuerpo completo en 3D. La figura 2.5 muestra la disposición del proyector de infrarrojos (IR), la cámara de color y la cámara IR. El sensor de profundidad consta de un proyector IR combinado con una cámara IR, la cual es un sensor semiconductor de metal-óxido monocromático. El sensor de profundidad es desarrollado por la compañía israelí PrimeSense.

Aunque la tecnología exacta es cerrada, se basa en el principio de la estructura de la luz y su difracción. El proyector IR es un láser IR que pasa a través de una rejilla de difracción y se esparce como una nube de puntos. Dada la geometría de construcción entre el proyector IR y la cámara IR se puede reconstruir un modelo 3D si se observa un punto en el proyector y posteriormente se ubica su correspondiente reflexión en la cámara, esto se



(a) Sensor kinect

(b) Sensor kinect estructura

Figura 2.8: Sensor kinect elaborado por Microsoft.

puede lograr utilizando triangulación.

Debido a que el patrón de puntos es relativamente al azar, la coincidencia entre la imagen IR y el patrón del proyector puede realizarse de forma directa comparando pequeñas vecindades utilizando, por ejemplo, referencias cruzadas.[21]

El valor de la profundidad se codifica en escala de grises, cuanto más oscuro sea un píxel, más cerca está el punto de la cámara en el espacio, los píxeles negros indican que no se posee información respecto a la distancia en ese píxel. Esto puede suceder si los píxeles están demasiado lejos o demasiado cerca de la cámara IR.

2.4. Algoritmo RANSAC

2.4.1. Algoritmo

El algoritmo RANSAC (RANdom Sample And Consensus) fue introducido por primera vez por Fischler y Bolles en 1981, como un método para estimar los parámetros de un determinado modelo a partir de un conjunto de datos contaminados por grandes cantidades de outliers. Un dato es considerado un outlier si no encaja en el modelo propuesto, dentro de un umbral de error que define el valor máximo desviación atribuible al efecto del ruido.

RANSAC selecciona uniformemente al azar un subconjunto de muestras de datos y lo utiliza para crear un modelo de estimación de parámetros. Luego determina si las muestras que están dentro de una tolerancia de error del modelo antes propuesto. Si estas muestras se consideran como parte del modelo generado se agrupan en un conjunto llamado *consenso*: De manera

análoga se llama outliers el conjunto de los que superan el umbral de error con respecto al modelo. Si el recuento de los datos agrupados en el consenso es suficientemente alto con respecto de los outliers, se considera que el modelo se ajusta al conjunto de datos, siendo el modelo propuesto un modelo que se aproxima al conjunto total de datos.

A continuación se muestra el pseudocódigo básico para el algoritmo RANSAC.

```

Parámetros:
datos – conjunto de datos observados
modelo – una propuesta de modelo que puede ajustar al conjunto de datos
n – el número mínimo de datos con los cuales se considera un buen modelo
k – el número máximo de iteraciones para algoritmo
t – el valor del umbral que determinará si un punto se justa al modelo

Salidas:
mejorAjuste – modelo encontrado con los parámetros o una variable vacía si no se encontró ningún
modelo que justara.

Inicialización de variables:
iteraciones = 0
mejorModelo = vacío
mejorError = Algo realmente grande

while iteraciones < k do
    Generación del modelo a partir de datos aleatoriamente seleccionados.
    modeloPropuesto = f(datos)
    inliers = 0
    for cada punto in datos and not en inliers do
        calcular error
        if punto ajusta en modeloPropuesto with an error < than t then
            añadir punto a inliers
            errorModelo = errorModelo + error
        end if
    end for

    if número de elementos in inliers is > n then
        esto significa que tenemos un buen modelo
        Verificamos si el modelo calculado supera al mejor modelo calculado con anterioridad.
        if errorModelo < mejorError then
            mejorAjuste = mejorModelo
            mejorError = errorModelo
        end if
    end if
    incrementamos iteraciones
end while
Llegamos al numero de iteraciones k y devolvemos el mejor modelo obtenido.

return mejorAjuste

```

2.4.2. Modelo matemático de un plano

En matemáticas, un plano es una superficie plana, bidimensional que se extiende infinitamente lejos. Un plano es el análogo bidimensional de un pun-

to (dimensiones cero), una línea (una dimensión) y un espacio tridimensional. Los planos pueden surgir como subespacios de algún espacio de dimensión superior, como si las paredes de una habitación estuviesen extendidas infinitamente, o pudieran disfrutar de una existencia independiente por derecho propio, como en el caso de la geometría euclíadiana.

Cuando se trabaja exclusivamente en el espacio euclíadiano bidimensional, se utiliza el artículo definido, por lo que el plano se refiere a todo el espacio. Muchas tareas fundamentales en matemáticas, geometría, trigonometría, teoría de gráficas y representación gráfica se realizan en un espacio bidimensional, o, en otras palabras, en el plano.

En un espacio euclíadiano de cualquier número de dimensiones, un plano está determinado únicamente por cualquiera de los siguientes:

- Tres puntos no colineales (puntos no en una sola línea).
- Una línea y un punto no en esa línea.
- Dos líneas distintas, pero que se cruzan.
- Dos líneas paralelas.

Las siguientes afirmaciones se mantienen en el espacio euclíadiano tridimensional, pero no en las dimensiones superiores, aunque tienen análogos de mayor dimensión:

- Dos planos distintos son paralelos o se intersecan en una línea.
- Una línea es paralela a un plano, lo cruza en un solo punto, o está contenida en el plano.
- Dos líneas distintas perpendiculares al mismo plano deben ser paralelas entre sí.
- Dos planos distintos perpendiculares a la misma línea deben ser paralelos entre sí.

2.5. Forma punto-normal y forma general de la ecuación de un plano

De manera análoga a la forma en que se describen las líneas en un espacio bidimensional utilizando una forma de pendiente de puntos para sus ecuaciones, los planos en un espacio tridimensional tienen una descripción natural que utiliza un punto en el plano y un vector ortogonal a él (Vector normal) para indicar su inclinación:

Específicamente, sea r_0 el vector de posición de algún punto $P_0 = (x_0, y_0, z_0)$, y sea $n = (a, b, c)$ un vector no nulo. El plano determinado por el punto P_0 y el vector n consiste en aquellos puntos P , con el vector de posición r , de tal manera que el vector trazado de P_0 a P sea perpendicular a n . Recordando que dos vectores son perpendiculares si y sólo si su producto punto es cero, se deduce que el plano deseado puede ser descrito como el conjunto de todos los puntos r tales que:

$$n \cdot (r - r_0) = 0 \quad (2.1)$$

(El punto aquí significa un producto punto, no la multiplicación escalar.) Ampliado esto se convierte

$$A(x - x_0) + B(y - y_0) + C(z - z_0) = 0 \quad (2.2)$$

Que es la forma punto-normal de la ecuación de un plano. Esta es sólo una ecuación lineal

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (2.3)$$

donde:

$$d = -(ax_0 + by_0 + cz_0) \quad (2.4)$$

Es un plano que tiene como vector el vector $n = (a, b, c)$. Esta ecuación familiar para un plano se llama la forma general de la ecuación del plano.

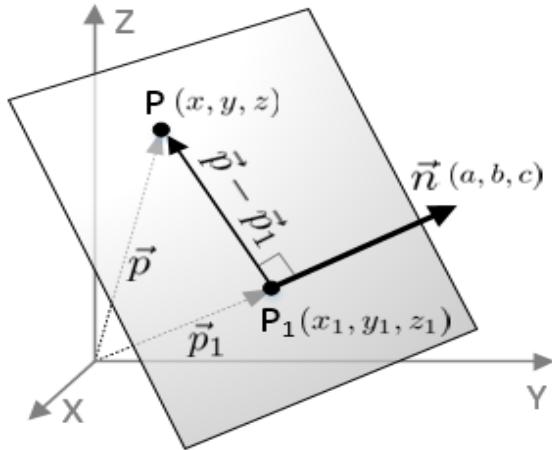


Figura 2.9: Ecuación de un plano definido por un punto y su normal.

2.5.1. Modelo del plano definido por tres puntos

Sea $p_1 = (x_1, y_1, z_1)$, $p_2 = (x_2, y_2, z_2)$, y $p_3 = (x_3, y_3, z_3)$ puntos en el espacio R^3 no-colineales.

Este plano también puede ser descrito por el "punto y un vector normal" prescripción anterior. Un vector normal adecuado se da por el producto cruz.

$$n = (p_2 - p_1) \times (p_3 - p_1) \quad (2.5)$$

Y el punto r_0 puede considerarse como cualquiera de los puntos dados p_1 , p_2 o p_3 (o cualquier otro punto en el plano).

Distancia desde un punto a un plano.

Para un plano $\Pi : ax + by + cz + d = 0$ y un punto $P_1 = (x_1, y_1, z_1)$ no necesariamente en el plano, la distancia más corta de P_1 al plano es

$$D = \frac{|ax_1 + by_1 + cz_1 + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \quad (2.6)$$

De lo cual podemos observar que el punto p_1 se encuentra en el plano si

y sólo si $D = 0$.

Si $\sqrt{a^2 + b^2 + c^2} = 1$ significa que a, b, y c están normalizados, entonces la ecuación se convierte en:

$$D = |ax_1 + by_1 + cz_1 + d| \quad (2.7)$$

2.6. Algoritmo PCA

El Análisis de Componentes Principales (PCA) ha sido llamado Uno de los resultados más valiosos de la álgebra lineal. PCA Se usa abundantemente en muchas formas de análisis, desde la neurociencia a la computación gráfica debido a que es un método simple. El PCA proporciona una metodología para reducir un conjunto de datos complejos a una dimensión inferior.

El algoritmo PCA tiene sus bases en las estadísticas y parte de la idea de que se cuenta con un gran conjunto de datos, y desea analizar ese conjunto en términos de las relaciones entre los puntos individuales dentro de ese conjunto de datos. Se pretende analizar algunas de las medidas que podemos calcular en un conjunto de datos, y lo que estas medidas dicen acerca de los datos en sí.

El tema entero de las estadísticas se basa en la idea de que usted tiene este gran conjunto de datos, Y desea analizar ese conjunto en términos de las relaciones entre un puntos de ese conjunto y el resto de los datos. A continuación se intenta explicar las matemáticas detrás de PCA.

2.6.1. Desviación estándar

La desviación estándar es una medida de la dispersión de un conjunto de datos respecto de la media. Se calcula como la raíz cuadrada de la varianza, determinando la variación entre cada punto perteneciente al conjunto de datos respecto a la media. Si los puntos de datos están más lejos de la media, hay una desviación más alta dentro del conjunto de datos.

Por tanto para calcular la desviación estándar primero debemos calcular la media del conjunto de datos.

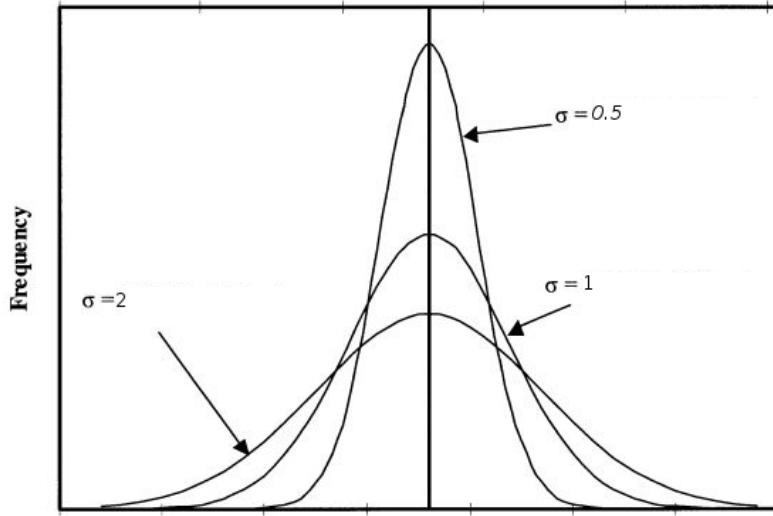


Figura 2.10: Distribución normal con media cero y diferentes desviaciones estándar.

Cálculo de la media de un conjunto de datos.

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (2.8)$$

Donde n es el numero total de datos contenido en la muestra.

Cálculo de la desviación estándar.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{(n - 1)}} \quad (2.9)$$

2.6.2. Varianza

La noción de varianza se suele emplear en el ámbito de la estadística. Es utilizada para identificar a la media de las desviaciones cuadráticas de una variable de carácter aleatorio, considerando el valor medio de ésta.

La varianza de las variables aleatorias, por lo tanto, consiste en una medida vinculada a su dispersión. Se trata del valor esperado del cuadrado de

la desviación de esa variable considerada frente su media y se mide en una unidad diferente. Por ejemplo: en los casos en que la variable mide una distancia en kilómetros, su varianza se expresa en kilómetros al cuadrado.

Cabe destacar que las medidas de dispersión (también identificadas con el nombre de medidas de variabilidad) se encargan de expresar la variabilidad de una distribución por medio de un número, en los casos en que las diferentes puntuaciones de la variable están muy alejadas de la media. A mayor valor de la medida de dispersión, mayor variabilidad. En cambio, a menor valor, más homogeneidad.

Por lo que respecta a su representación matemática se puede expresar como el cuadrado del valor de la desviación estándar, como se muestra a continuación.

$$s = \sigma^2 \quad (2.10)$$

$$s = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{(n - 1)} \quad (2.11)$$

2.6.3. Covarianza

Las dos últimas medidas que hemos observado son puramente uni-dimensionales. Conjuntos de datos como este podrían ser: alturas de todas las personas en la sala, las calificaciones para el último examen, etc. Sin embargo, muchos conjuntos de datos tienen más de una dimensión y el objetivo del Análisis de Componentes Principales son estos conjuntos de datos. En tal caso es importante observar si existe alguna relación entre las diferentes dimensiones. Por ejemplo, podríamos tener como nuestro conjunto de datos tanto la altura de todos los estudiantes en una clase, y la calificación que recibieron en un examen.

Podríamos entonces realizar un análisis estadístico para ver si la altura de un estudiante tiene algún efecto en su calificación. La desviación estándar y la varianza sólo funcionan en una dimensión, de modo que podríamos solamente calcular la desviación estándar para cada dimensión del conjunto de datos de forma independiente de las otras dimensiones. Sin embargo, es útil tener una medida similar para mucho las dimensiones varían de la media con

respecto a la otra. La covarianza es tal medida. Covarianza siempre se mide entre 2 dimensiones. Si se calcula la covarianza entre una dimensión y sí, se obtiene la diferencia.

Por lo tanto, si se tiene un conjunto de datos en 3 dimensiones (x, y, z) , entonces se podría medir la covarianza entre: las dimensiones (x, y) , las dimensiones (x, z) y las dimensiones (y, z) . Como se puede observar la medición de la covarianza entre (x, x) , (y, y) o (z, z) se puede reducir a calcular la varianza de cada dimensión respectivamente. La fórmula para la covarianza es muy similar a la fórmula para la varianza. La formula:

$$var(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})}{(n - 1)} \quad (2.12)$$

$$cov(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(n - 1)} \quad (2.13)$$

2.6.4. Matriz de covarianzas

Cuando se dispone de un conjunto de datos multidimensionales la información obtenida de los cálculos de las covarianzas se dispone en forma de matriz para facilitar su manejo, tal matriz es llamada Matriz de covarianzas: La matriz de covarianzas es de dimensiones $n \times n$ donde n es el número de dimensiones totales en el conjunto de datos.

A continuación se muestra la matriz de covarianzas para un conjunto de datos de 3 dimensiones, llamadas x, y , y z .

$$C = \begin{bmatrix} cov(x, x) & cov(x, y) & cov(x, z) \\ cov(y, x) & cov(y, y) & cov(y, z) \\ cov(z, x) & cov(z, y) & cov(z, z) \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

2.6.5. Eigenvalores y Eigenvectores

Se conocen como valores propios de una matriz al conjunto de valores que resuelven la ecuación:

$$|A - \lambda I| = 0 \quad (2.15)$$

$$\det(A - \lambda I) = 0 \quad (2.16)$$

También puede observarse que λ es un vector de valores escalares que a su vez son solución del polinomio de grado n . Donde n es la dimensión de la matriz A :

Polinomio característico.

$$|A - \lambda I| = (\lambda_1 - \lambda)(\lambda_2 - \lambda)(\lambda_3 - \lambda)\dots(\lambda_n - \lambda) \quad (2.17)$$

Por lo tanto, existe un eigenvector asociado a cada uno de los valores propios de la matriz A

$$(A - \lambda I)v = 0 \quad (2.18)$$

Para encontrar el valor de los vectores característicos de la matriz A se determinan los valores característicos de la matriz A se resuelve la ecuación:

$$\begin{aligned} (A - \lambda_1 I)\vec{v}_1 &= 0 \\ (A - \lambda_2 I)\vec{v}_2 &= 0 \\ &\cdot \\ &\cdot \\ (A - \lambda_3 I)\vec{v}_n &= 0 \end{aligned} \quad (2.19)$$

Es importante observar que el conjunto de todos los vectores propios asociados a un valor propio dado \vec{E}_λ , junto con el vector 0 , forman un espacio vectorial.

Por lo tanto, \vec{E}_λ representa un subespacio de R^n porque es el espacio solución de un sistema homogéneo de ecuaciones lineales y está conformado por matrices columna \vec{v} de $nx1$ que pertenecen a R^n .

Los vectores característicos $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3\dots\vec{v}_n$, asociados a los valores característicos distintos $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ de la matriz A , **son linealmente independientes, y este conjunto es una base en R^n** . Si la matriz A es simétrica

y real, entonces la base es ortogonal.

Es importante resaltar estas dos características puesto que la aplicación que se desarrollará en este trabajo se basa en el principio de la independencia lineal de los vectores propios y que estos construyen una base ortogonal del conjunto de datos observados.

2.7. Características del objeto

2.8. Planeación de tareas

Capítulo 3

Detección de objetos

En este capítulo se trata el desarrollo de los algoritmos propuestos en la metodología de este trabajo. Se comenzará con los desarrollos realizados en el ámbito de la visión computacional:

- Segmentación de planos
- Extracción de planos
- Segmentación de objetos
- Cálculo del centroide de un objeto
- Aproximación a la orientación de un objeto

Posteriormente se abordarán los temas respectivos la cinemática de un brazo robótico de 7DOF. En este apartado abordaremos la cinemática directa del mismo y como trabajo futuro queda la cinemática inversa del mismo.

Es importante mencionar que los desarrollos reportados en este trabajo fueron realizados en el framework para el desarrollo de software para robots, ROS por sus siglas en inglés. Alojado en el sistema operativo Ubuntu.

3.1. Segmentación de planos con RANSAC

Para el desarrollo del algoritmo RANSAC se utilizó el sensor Kinect dado que este sensor, además de una imagen de color, proporciona información sobre la profundidad de los objetos. Con un manejo adecuado de ambos datos

se pueden conseguir avances notables en el campo de la visión computacional.

Para el desarrollo del algoritmo se hizo uso de la información de profundidad de los objetos.

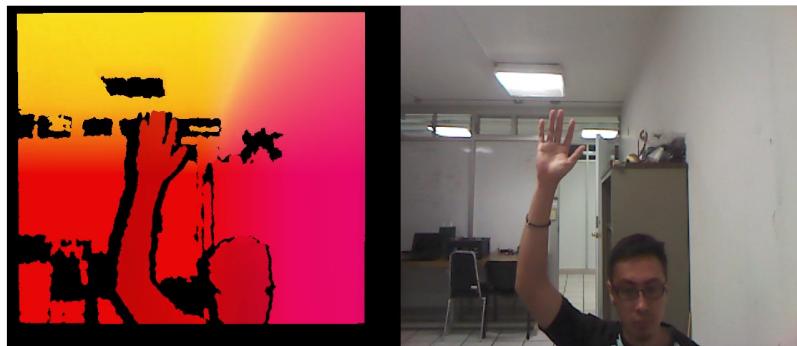


Figura 3.1: Imagen típica de la información otorgada por el sensor Kinect.

Se desarrolló un programa en lenguaje C++ para segmentar los planos. La información de profundidad entregada por el Kinect, se da en una matriz donde cada elemento i, j contiene la información de profundidad obtenida por el sensor, como se muestra a continuación:

Cada elemento de la matriz contiene información de un punto $p = (x, y, z)$ donde el haz infrarrojo fue reflejado, esto nos permite conocer la distancia a la cual se encuentra un objeto, o su superficie. La información que nos entrega el sensor en forma de matriz es de dimensiones 640×480 por tanto consta de 307,200 elementos en total. Dentro de este conjunto de datos procura encontrar las superficies planas.

Se programó el algoritmo RANSAC para extraer planos en C++, el código se puede consultar en la página. ***([github ref](#)).

Para la correcta implementación del algoritmo fue necesario tomar algunas consideraciones, por ejemplo: descartar del procesamiento todos aquellos píxeles que no proporcionen información relevante de profundidad, la construcción de una clase para generar planos.

Para la construcción de planos se tomaron tres puntos aleatorios y se construyeron dos vectores a partir de los puntos y se realizó el producto cruz

entre estos.

$$\begin{aligned} p_1 &= \text{rnd(datos)} \\ p_2 &= \text{rnd(datos)} \\ p_3 &= \text{rnd(datos)} \\ \vec{v}_1 &= p_1 - p_2 \\ \vec{v}_2 &= p_1 - p_3 \\ \vec{N} &= \vec{v}_1 \times \vec{v}_2 \end{aligned}$$

Conocemos la ecuación general del plano:

$$\Pi : Ax + By + Cz + D = 0$$

donde: A, B, C son las componentes del vector normal respectivamente y D la podemos calcular como:

$$D = (A * p_1.x + B * p_1.y + C * p_1.z)$$

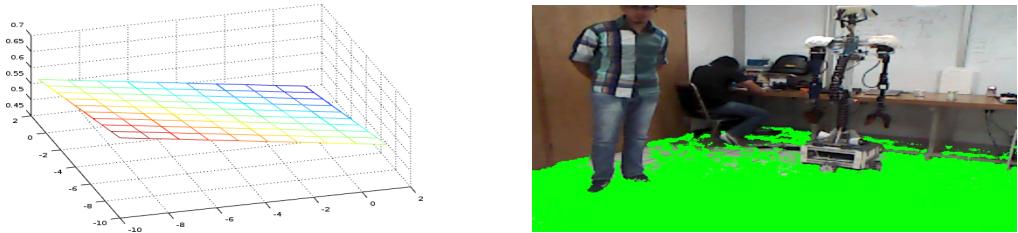
Por lo tanto con tres puntos seleccionados aleatoriamente tenemos un modelo de plano generado aleatoriamente. Lo cual es el primer requerimiento para el algoritmo.

Posteriormente se comparó el resto de la información con ese modelo propuesto aleatoriamente y verificamos que tan buen modelo es. Para ello calculamos la distancia euclídea de cada punto al plano propuesto, si la distancia es menor que cierto umbral lo consideramos como parte del modelo e incrementamos el numero de puntos que empatan con el modelo inliers:

Del mismo modo se buscaba que el numero de inliers que empataran con el modelo fuera al menos el 60 % del total de datos. En los resultados se trata este tema con mayor profundidad.

Observamos que el algoritmo opera bien con un numero máximo de iteraciones = 70, y con un umbral de error de 2 cm.

Por ahora el algoritmo no restringe su búsqueda a planos horizontales o verticales, quedá como trabajo futuro el desarrollo de una búsqueda selectiva de planos con características similares a una mesa, destacando características de horizontalidad y altura.



(a) Grafico de un plano en tercera dimensión-(b) Segmentación de un plano utilizando el sensor kinect.

Figura 3.2: Planos y su representación en 3D.

3.2. Extracción de objetos

Una vez que se encontró la nube de puntos perteneciente al modelo, se prosiguió a ubicar espacialmente los objetos que se encontraban sobre el plano. Se realizó la extracción de objetos con las siguientes restricciones:

- $p_n = \text{null} \forall p_n \in \Pi$
- $p_n = \text{null} \forall p_n.z < \text{Height}(\Pi)$
- $p_n = \text{null} \forall p_n.x > 0,50[m]$

De otro modo esto sería igual a:

- Extracción de los puntos pertenecientes al plano.
- Extracción de los puntos por debajo del plano.
- Extracción de los puntos más allá de 40 respecto al punto más cercano en x.

Posterior a este proceso tenemos como resultado un conjunto de puntos reflejados sobre un objeto sólido con las distancias proyectadas sobre los tres ejes coordinados respecto del robot Justina.



Figura 3.3: Extracción de información del objeto.

3.3. Aproximación de orientación de objetos con PCA

El análisis de componentes principales se usa abundantemente en muchas formas de análisis de datos. En este caso se utilizará como una metodología para reducir un conjunto de datos a una dimensión inferior. Más concretamente la forma en que podemos obtener una base ortogonal del conjunto de datos, que represente la distribución de los puntos proyectados sobre el objeto. Esta base, representará la dirección de la distribución de los puntos del objeto, y por tanto encontraremos la dirección del objeto mismo respecto al robot.

3.3.1. Adquisición de datos y cálculo de la media

La adquisición de datos se realizó mediante la extracción de los puntos pertenecientes al objeto. Cada uno de los datos perteneciente al conjunto de puntos posee tres características:

- La distancia al objeto proyectada sobre el eje x
- La distancia al objeto proyectada sobre el eje y
- La distancia al objeto proyectada sobre el eje z

Por lo tanto, de una nube de puntos como la mostrada en la figura () podemos extraer medidas de dispersión, y medidas de tendencia central. Se partió con el cálculo de la media de los datos. $\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z}$. El punto $P(\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z})$

representa el centroide del objeto. Conociendo este punto podemos conocer la ubicación espacial del objeto respecto del robot y determinar si es manipulable (si se encuentra dentro del área de trabajo) y conocer las coordenadas a donde deberíamos llevar el efecto final de nuestro manipulador para manipularlo.

Para realizar el cálculo de la media se cuantificó el número de puntos pertenecientes al objeto, (n). Posteriormente, para todos los puntos pertenecientes al conjunto n se sumaron sus valores en $\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z}$, respectivamente. Y posteriormente se dividieron entre n .

```

for cada punto in datos do
     $X_{total} = X_{total} + dato_x$ 
     $Y_{total} = Y_{total} + dato_y$ 
     $Z_{total} = Z_{total} + dato_z$ 
end for

 $\bar{X} = \frac{X_{total}}{n}$ 
 $\bar{Y} = \frac{Y_{total}}{n}$ 
 $\bar{Z} = \frac{Z_{total}}{n}$ 

return  $P(\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z})$ 
```



Figura 3.4: Segmentación de un objeto y su correspondiente centroide (punto verde).

3.3.2. Cálculo de la matriz de covarianza

Dada una variable estadística n-dimensional ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$), llamaremos matriz de covarianzas a la matriz cuadrada, $n \times n$, que disponga en su diagonal principal de las varianzas de cada una de las distribuciones marginales unidimensionales, y en los elementos no-diagonales (i, j) de las correspondientes covarianzas entre cada dos variables S_{ij} .

Para ello se hizo uso de las expresiones matemáticas correspondientes:

$$var(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})}{n} \quad (3.1)$$

$$cov(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n} \quad (3.2)$$

A continuación se anexa en código correspondiente al cálculo de las varianzas y covarianzas.

```

1 //Calculate covariance matrix
2 for(int j = 0; j < object.rows; j++)
3     for (int i = 0; i < object.cols; i++)
4     {
5         px = object.at<cv::Point3f>(j, i);
6         if ( px != cv::Point3f(0.0, 0.0, 0.0) && px != cv::Point3f(0, 255, 0))
7         {
8             var_x += pow( (px.x - centroid[0]), 2 );
9             var_y += pow( (px.y - centroid[1]), 2 );
10            var_z += pow( (px.z - centroid[2]), 2 );
11            cov_xy += ( px.x - centroid[0] )*( px.y - centroid[1] );
12            cov_xz += ( px.x - centroid[0] )*( px.z - centroid[2] );
13            cov_yz += ( px.y - centroid[1] )*( px.z - centroid[2] );
14            n++;
15        }
16    }
17
18 var_x /= n;
19 var_y /= n;
20 var_z /= n;
21
22 cov_xy /= n;
23 cov_xz /= n;
24 cov_yz /= n;
25
26 cov_matrix << var_x, cov_xy, cov_xz,
27             cov_xy, var_y, cov_yz,
28             cov_xz, cov_yz, var_z;
29

```

Listing 3.1: Cálculo de varianzas y covarianzas

Posteriormente se propuso a encontrar los valores de los vectores propios asociados a la matriz de covarianzas. En la literatura existen múltiples métodos numéricos para la solución de esta problemática, como la puesta a prueba de dichos algoritmos no es el propósito de este trabajo se optó por utilizar la librería **eigen**. Por tanto, una vez construida la matriz de covarianzas M, se utiliza la instrucción:

```
1 Eigen::SelfAdjointEigenSolver<Eigen::MatrixXf> eig(cov_matrix);
2
```

Listing 3.2: Cálculo de varianzas y covarianzas

La instrucción *Eigen::SelfAdjointEigenSolver;Eigen::MatrixXf;* nos devuelve un objeto *eig* cuyos atributos son *eigenvalues()* y *eigenvectors()*. Con ayuda de esta librería podemos obtener fácilmente los eigenvectores de la matriz M. Es importante mencionar que el atributo *eigenvectors()* del objeto *eig* se encuentra normalizado; por lo tanto es conveniente darle un escalamiento relacionado con la dispersión de los datos. De este modo se optó por multiplicar cada uno de los eigenvectores por su correspondiente valor de desviación estándar.



Figura 3.5: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

Capítulo 4

Manipulador

- 4.1. Descripción de los elementos del sistema de manipulación**
- 4.2. Documentación servos dynamixel**
- 4.3. Cinemática inversa**

Capítulo 5

Integración

- 5.1. Máquinas de estados**
- 5.2. ROS**
- 5.3. Constitución del robot de servicio Justina**

Capítulo 6

Resultados y conclusiones

En esta sección analizaremos los resultados obtenidos al probar el algoritmo RANSAC para encontrar planos modificando el numero de iteraciones. Observaremos el comportamiento del error y el tiempo de ejecución a fin de encontrar el número óptimo de iteraciones para este algoritmo.

El proceso para el análisis de datos fue el siguiente: se propuso un modelo de plano conocido por el usuario. Dicho modelo se obtuvo a partir del conocimiento de la altura del plano en este caso una mesa. Posteriormente se cuantificó la cantidad de puntos que entraban en este modelo ideal y se tomó como base para la medición de errores. Continuando con el procedimiento se modificó el algoritmo para realizar un número determinado de iteraciones (600, 200, 100, 50, 30, 24 y 20) y se midió el error relativo y el tiempo de ejecución, en cada uno de estos procedimientos.

Para probar el algoritmo con 600 iteraciones se tomaron 50 muestras los resultados se pueden observar en la siguiente gráfica.



Figura 6.1: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).



Figura 6.2: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

Se tomaron 50 muestras para el algoritmo modificado con 200 iteraciones. Los resultados se pueden observar en la siguiente gráfica.

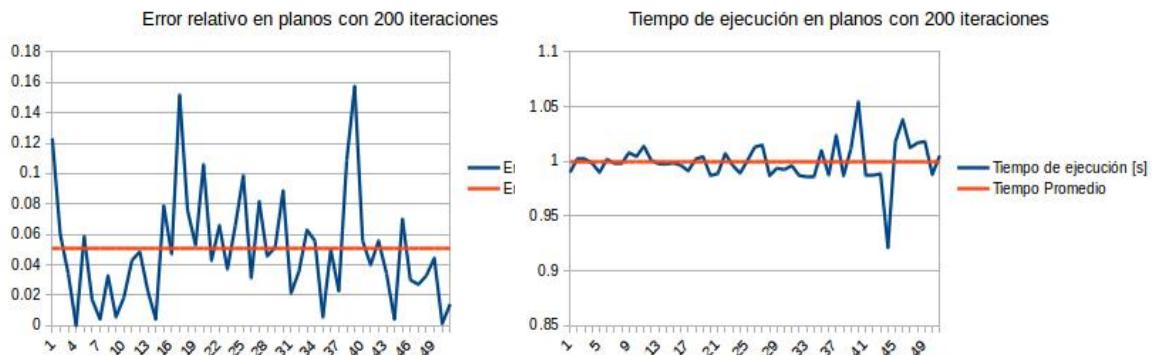


Figura 6.3: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

Se continuó con el mismo principio para el algoritmo modificado con 100, 50, 30, 24 y 20 iteraciones respectivamente. Los resultados se pueden observar en las gráficas anexadas a continuación.

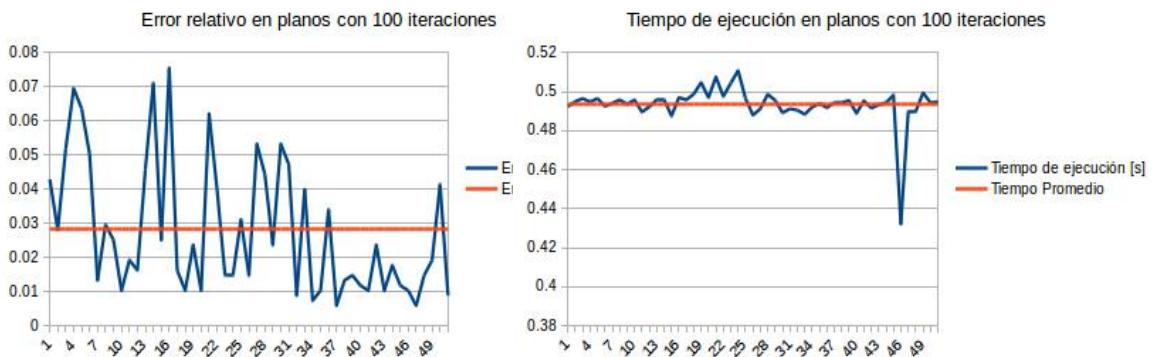


Figura 6.4: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

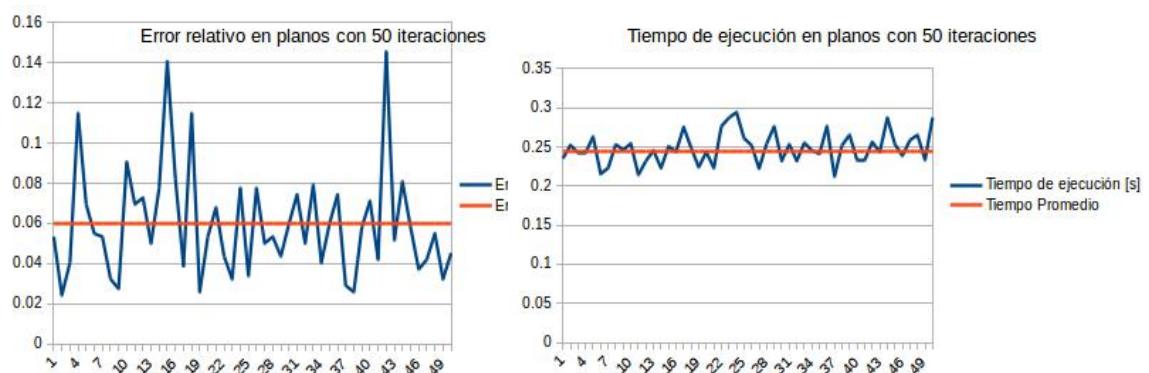


Figura 6.5: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

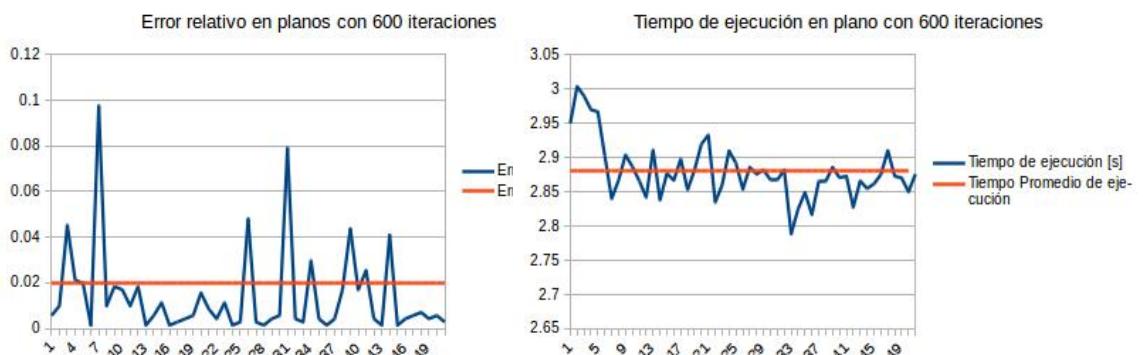


Figura 6.6: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

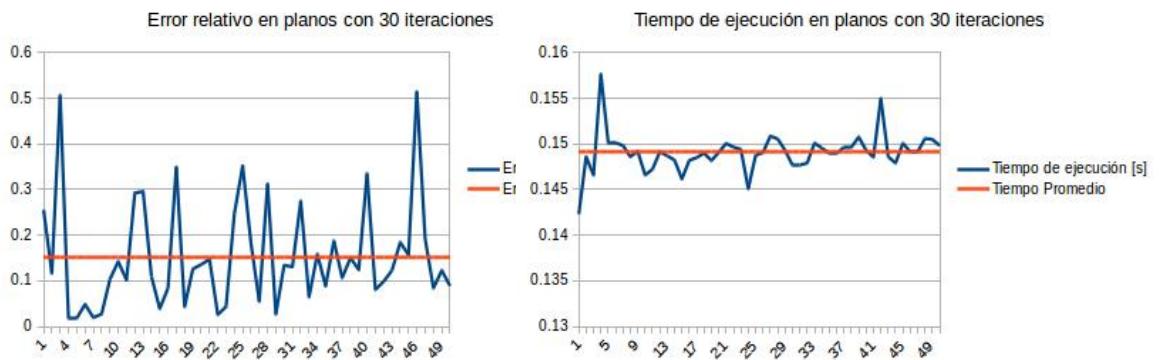


Figura 6.7: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

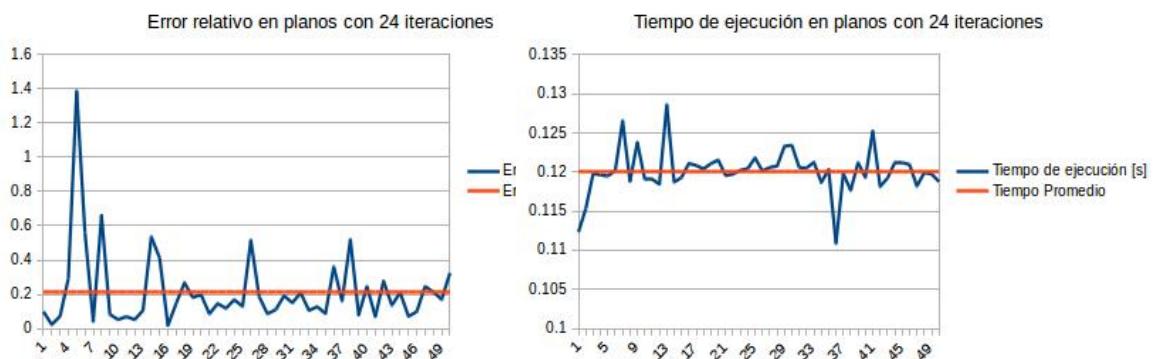


Figura 6.8: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

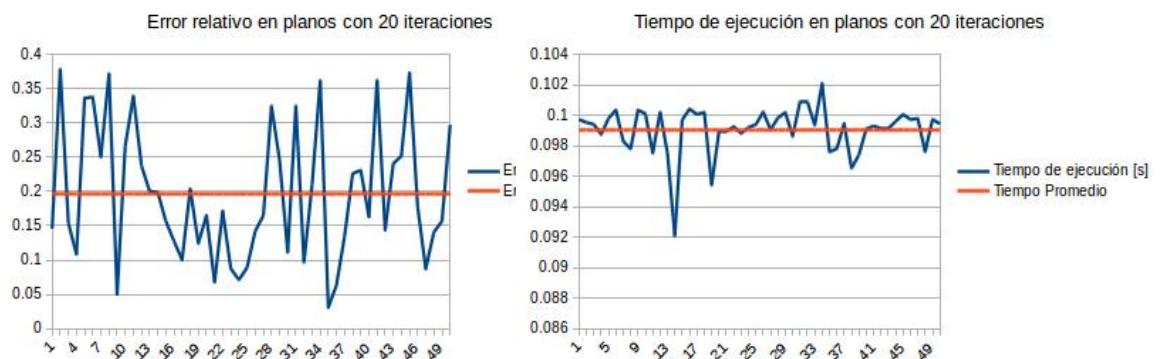


Figura 6.9: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

Una vez que se obtuvo la información parcial de cada uno de estos eventos se realizó una tabla extra que agrupa la información del tiempo de ejecución promedio y el error relativo promedio contra el número de iteraciones del algoritmo. Se obtuvo la siguiente gráfica.

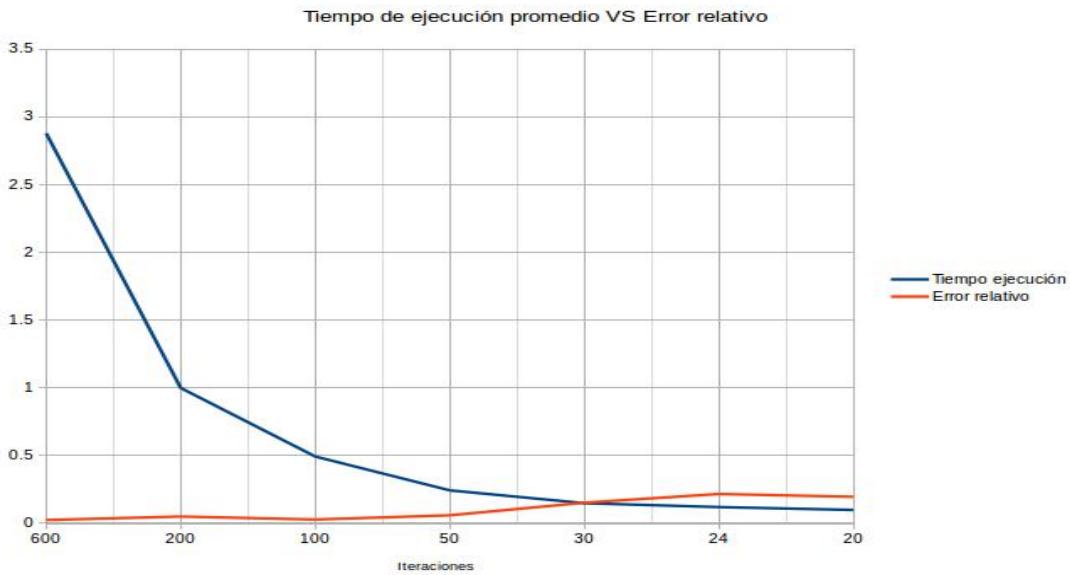


Figura 6.10: Segmentación de un objeto y sus correspondientes ejes principales (rojo).

Como podemos observar en la tabla 4.10 el error relativo presenta un incremento conforme se disminuye el número de iteraciones en el algoritmo. El tiempo de ejecución por su parte muestra un decremento conforme el número de iteraciones disminuye. Dado este comportamiento de ambos parámetros resulta difícil encontrar un punto de equilibrio entre estas dos unidades de medición. Sin embargo observamos que tanto el error relativo como el tiempo de ejecución llegan a un valor estable, a partir del cual no aumentan o disminuyen significativamente. La gráfica 4.10 nos sugiere que este punto está en un número de iteraciones entre 30 y 24.

Por otro lado, se procedió a caracterizar la extracción de objetos y el cálculo de su centroide. Para ello se realizaron un total de 5 eventos con objetos diferentes, 1 prisma octagonal y 4 objetos comunes con formas regulares: prismas rectangulares y cilindros. En cada uno de estos eventos se calculó el centroide del objeto 130 veces, se tomaron medida de tendencia central (valor esperado del centroide) y medidas de dispersión (varianza y

desviación estándar). A continuación se presentan los resultados obtenidos de las mediciones realizadas.

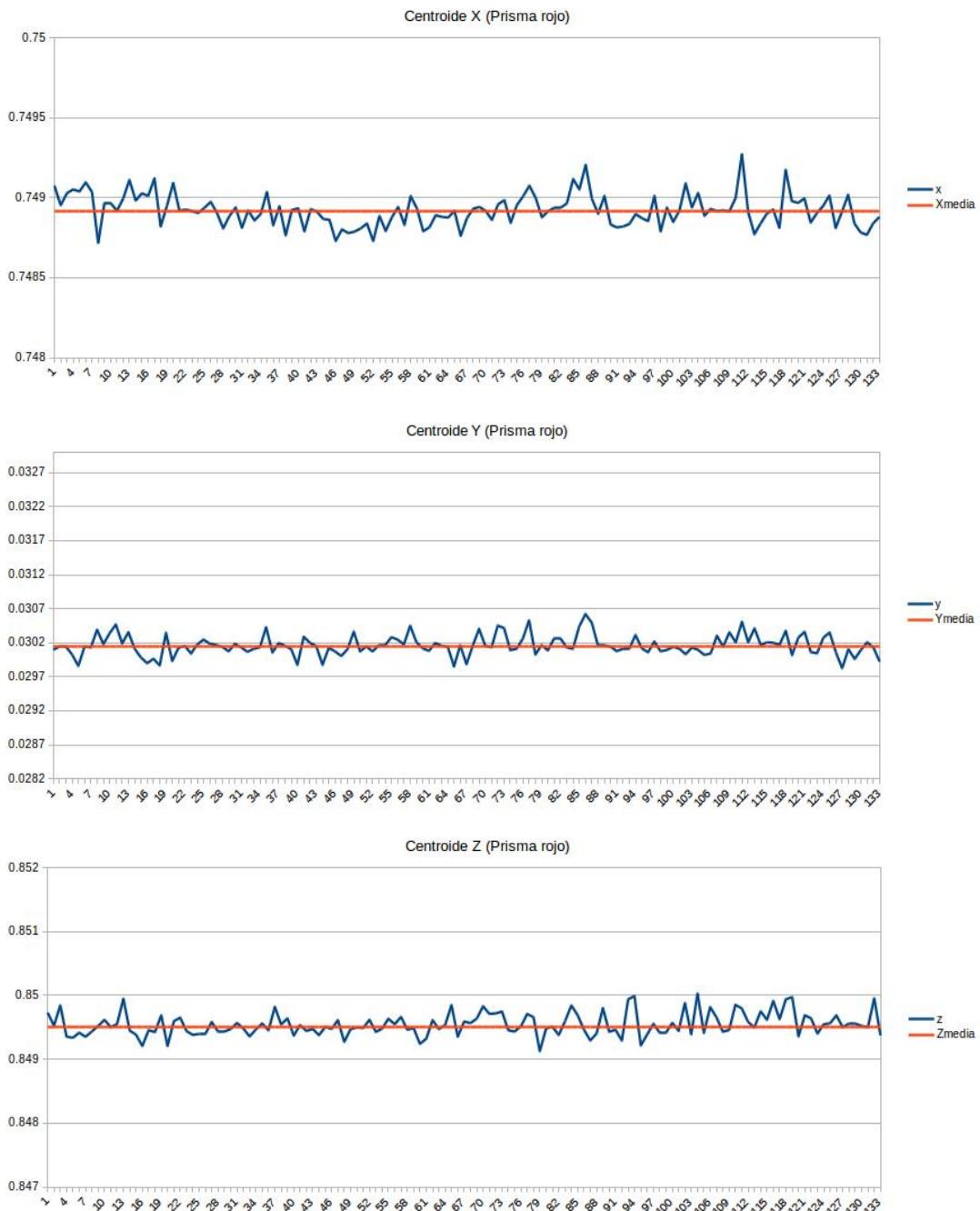


Figura 6.11: Gráficas de coordenadas en centroide de una barra de chocolate.

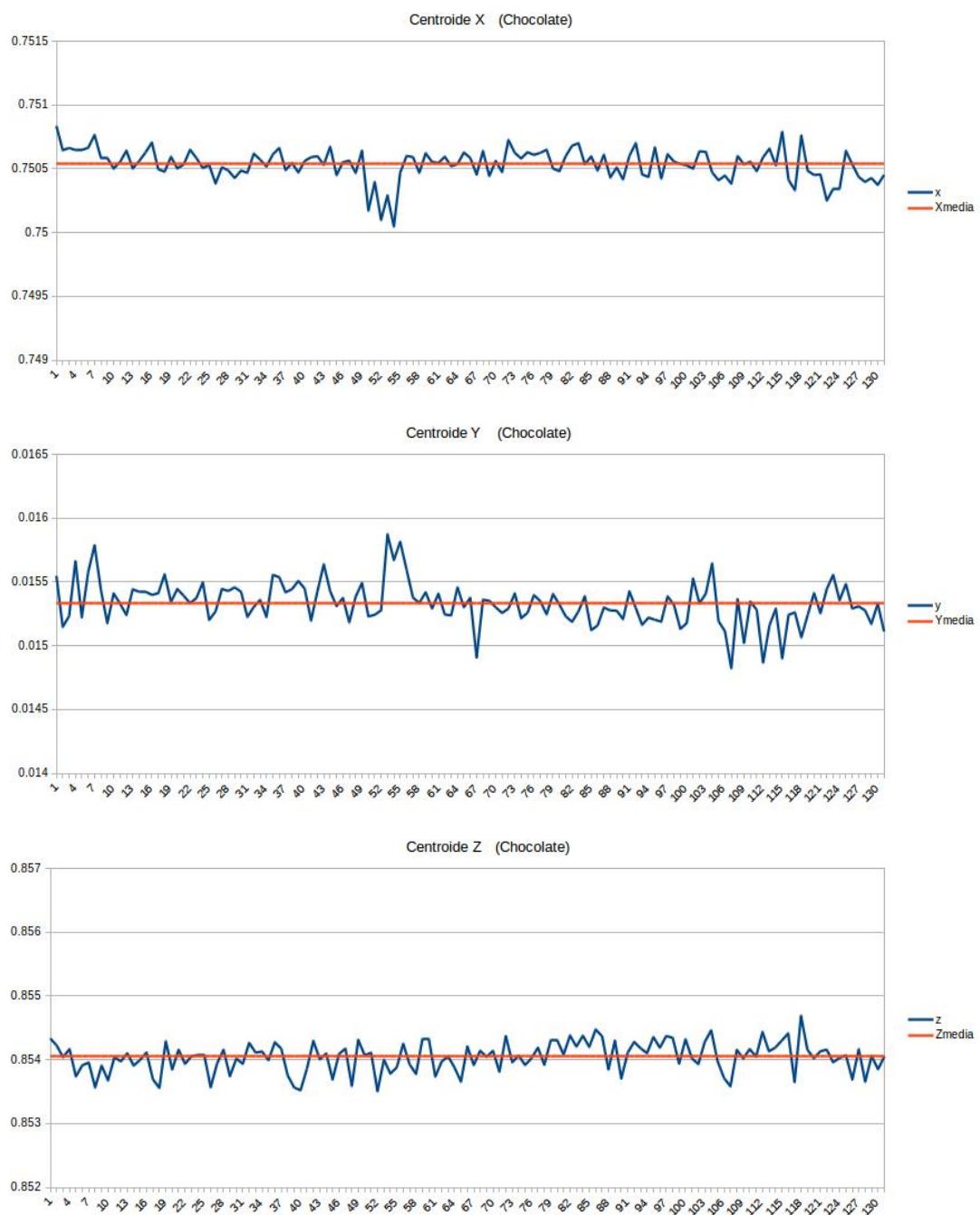


Figura 6.12: Gráficas de coordenadas en centroide de una barra de chocolate.

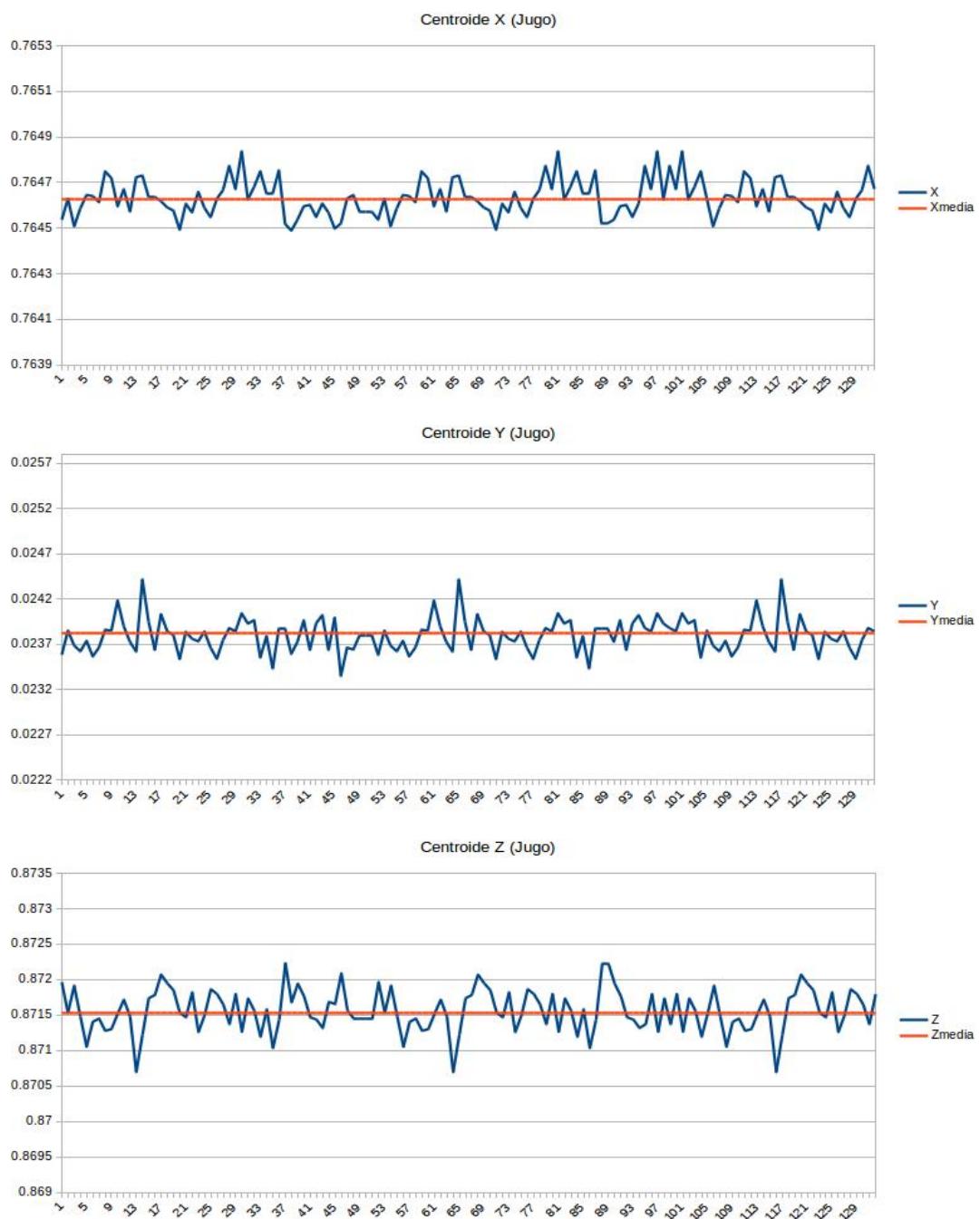


Figura 6.13: Gráficas de coordenadas en centroide de una barra de chocolate.

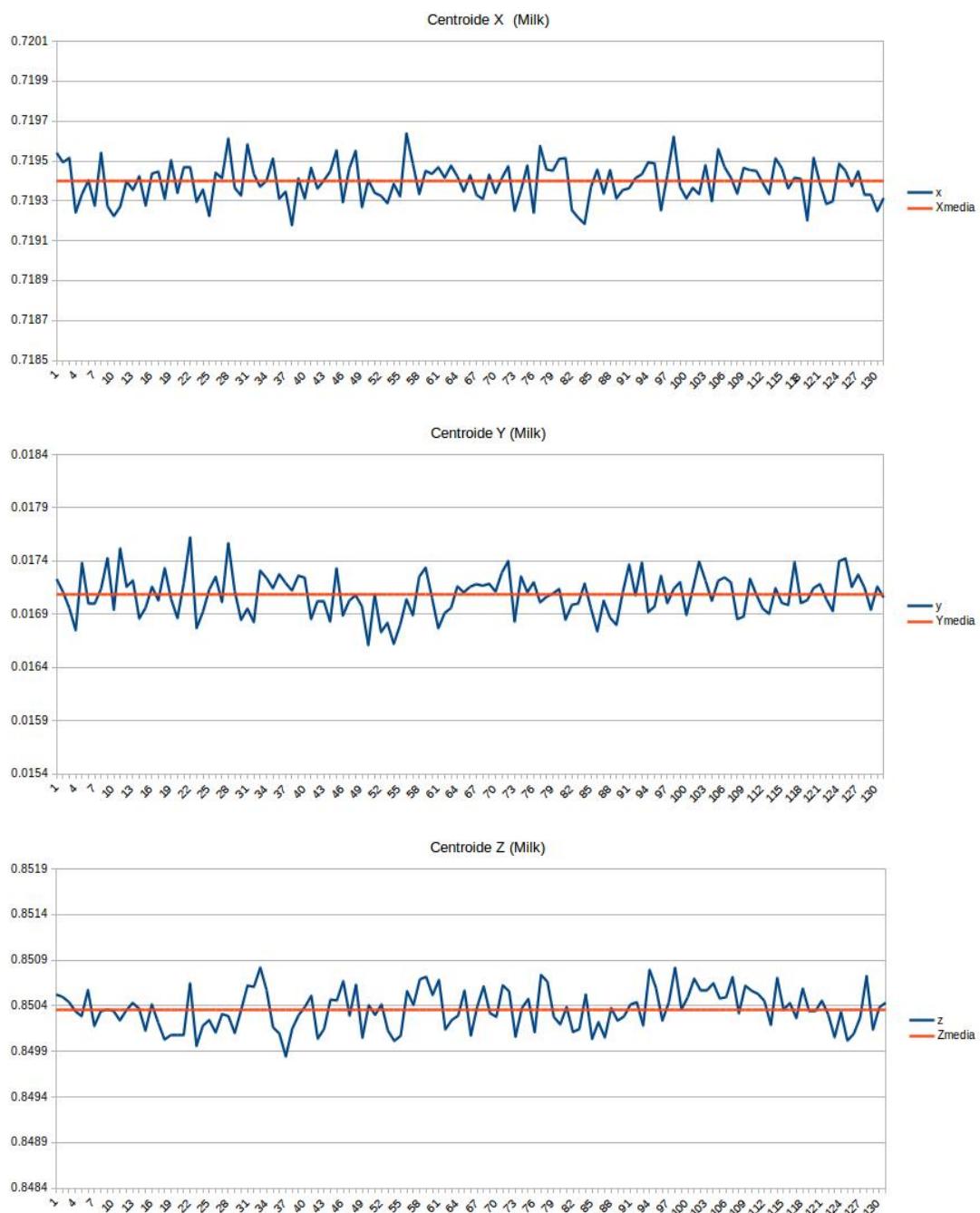


Figura 6.14: Gráficas de coordenadas en centroide de una barra de chocolate.

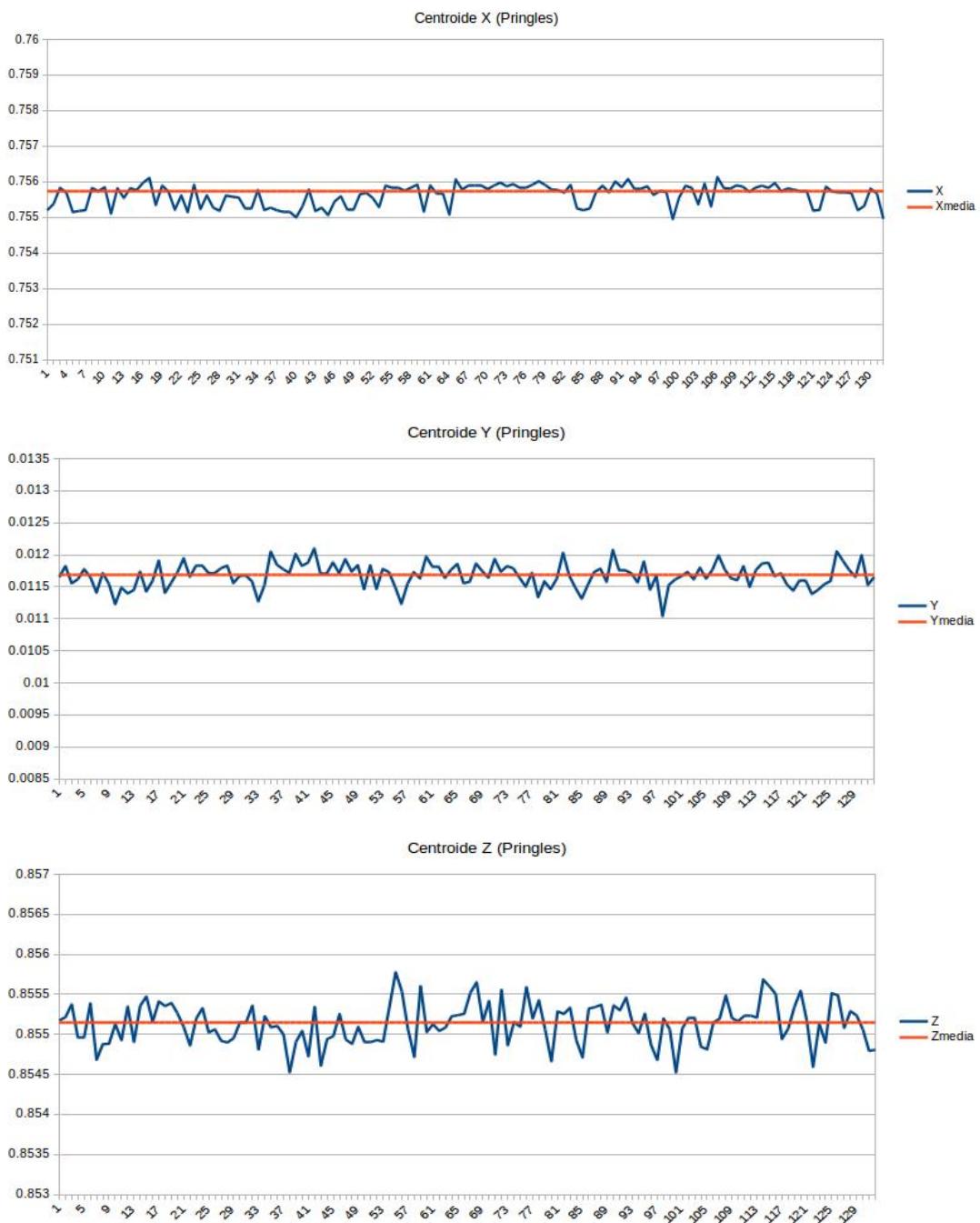


Figura 6.15: Gráficas de coordenadas en centroide de una barra de chocolate.

La desviación estándar puede ser interpretada como una medida de incertidumbre. La desviación estándar de un grupo repetido de medidas nos da

la precisión de éstas. Cuando se va a determinar si un grupo de medidas está de acuerdo con el modelo teórico, la desviación estándar de esas medidas es de vital importancia: si la media de las medidas está demasiado alejada de la predicción (con la distancia medida en desviaciones estándar), entonces consideramos que las medidas contradicen la teoría. Esto es coherente, ya que las mediciones caen fuera del rango de valores en el cual sería razonable esperar que ocurrieran si el modelo teórico fuera correcto. La desviación estándar es uno de tres parámetros de ubicación central; muestra la agrupación de los datos alrededor de un valor central (la media o promedio).

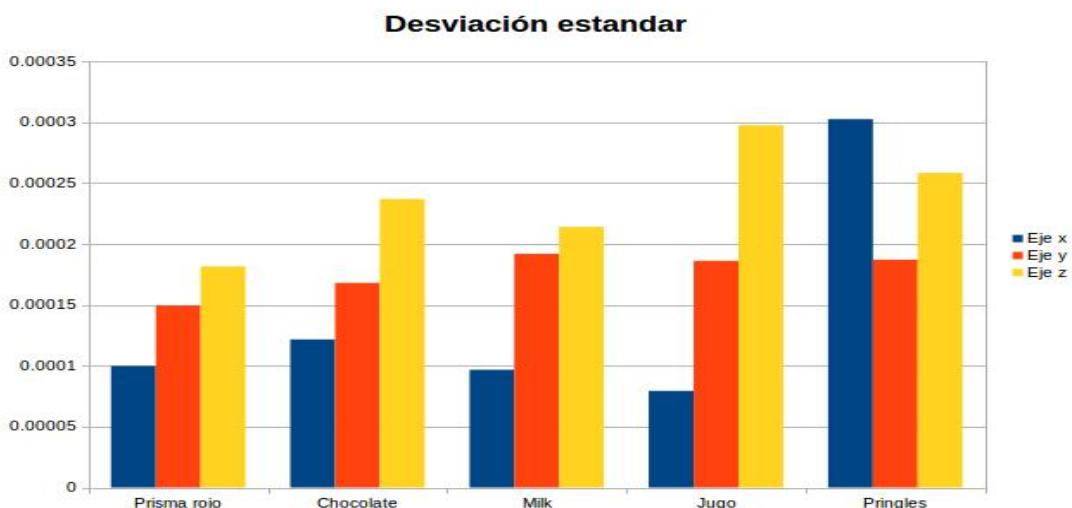


Figura 6.16: Gráficas de coordenadas en centroide de una barra de chocolate.

Partiendo de la información obtenida de los resultados podemos concluir que un algoritmo RANSAC con un umbral de 0.5 [cm] y un número de iteraciones entre 24 y 30 nos ayudará a encontrar la ecuación de un plano así como una lista de puntos pertenecientes al mismo. Esta primera parte del desarrollo permitió desarrollar un algoritmo que no presentara un tiempo excesivo de ejecución de manera innecesaria.

Una vez que se estuvo seguros que el algoritmo RANSAC funcionaba de manera aceptable se continuó a probar la extracción de objetos sobre el plano.

Para ello se tomaron 5 muestras de objetos diferentes. Se calculó la media de las coordenadas x , y , z y la desviación estándar de las mismas. En la Figura 4.15 podemos observar que el objeto que presentó una desviación

estándar de mayor magnitud es el objeto *pringles*, y de los tres ejes presenta una mayor desviación estándar en el eje "z". El orden de magnitud de la mayor desviación estándar es de 0.3 milésimas. Entonces, por el concepto de la desviación estándar podemos decir que el cálculo de la media de los centroides del objetos tiene un alto grado de cercanía a la predicción (media) del mismo. Por tanto el cálculo de la media en cualquier instante es confiable.

Bibliografía

- [1] W. Khalil and E. Dombre, *Modeling, identification and control of robots*. Butterworth-Heinemann, 2004.
- [2] “Sitio electronico oficial de la robocup at home.” <http://www.robocupathome.org/>. Consultado: 8-2017.
- [3] “Sitio electronico de la federación mexicana de robótica.” <https://www.femexrobotica.org/tmr2016/rctm-at-home>. Consultado: 8-2017.
- [4] J. M. Evans Jr, C. F. Weiman, and S. J. King, “Visual navigation and obstacle avoidance structured light system,” 4 1990. US Patent 4,954,962.
- [5] H. Endres, W. Feiten, and G. Lawitzky, “Field test of a navigation system: Autonomous cleaning in supermarkets,” in *Robotics and Automation, 1998. Proceedings. 1998 IEEE International Conference on*, vol. 2, pp. 1779–1781, IEEE, 1998.
- [6] “Pagina principal de Ros.” <http://www.ros.org/>. Consultado: 10-2016.
- [7] “Robot Carnegie Mellon herramientas de navegación.” <http://carmen.sourceforge.net/>. Consultado: 10-2016.
- [8] “Página principal universidad Carnegie Mellon.” <http://www.cmu.edu/>. Consultado: 1-2017.
- [9] S. Balakirsky, C. Scrapper, S. Carpin, and M. Lewis, “Usarsim: providing a framework for multirobot performance evaluation,” in *Proceedings of PerMIS*, vol. 2006, 2006.
- [10] “Simulador gráfico rViz.” <http://wiki.ros.org/rviz>. Consultado: 11-2016.

- [11] “Simulador gráfico Gazebo.” <http://gazebosim.org/>. Consultado: 11-2016.
- [12] “Biblioteca abierta visión computacional.” <http://sourceforge.net/projects/opencv/>. Consultado: 10-2016.
- [13] G. R. Bradski and V. Pisarevsky, “Intel’s computer vision library: applications in calibration, stereo segmentation, tracking, gesture, face and object recognition,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE Conference on*, vol. 2, pp. 796–797, IEEE, 2000.
- [14] T. Wisspeintner and W. Nowak, *VolksBot-A Construction Kit for Multi-purpose Robot Prototyping*. INTECH Open Access Publisher, 2007.
- [15] “ActivRobots.” <http://www.activrobots.com>. Consultado: 10-2016.
- [16] “Robot de plataforma Standar Pepper.” <https://www.softbankrobotics.com/en/cool-robots/pepper>. Consultado: 11-2016.
- [17] “Robot de plataforma Standar Asimo.” <http://asimo.honda.com/>. Consultado: 11-2016.
- [18] A. O. Baturone, *Robótica: manipuladores y robots móviles*. Marcombo, 2005.
- [19] M. W. Spong and M. Vidyasagar, *Robot dynamics and control*. John Wiley & Sons, 2008.
- [20] J.-J. Hernandez-Lopez, A.-L. Quintanilla-Olvera, J.-L. López-Ramírez, F.-J. Rangel-Butanda, M.-A. Ibarra-Manzano, and D.-L. Almanza-Ojeda, “Detecting objects using color and depth segmentation with kinect sensor,” *Procedia Technology*, vol. 3, pp. 196–204, 2012.
- [21] Z. Zhang, “Microsoft kinect sensor and its effect,” *IEEE multimedia*, vol. 19, no. 2, pp. 4–10, 2012.